

极端天气下基于风险决策的新型电力供电弹性规划方法研究

陈玉州¹, 曾凡明², 黄小丹³, 许志伟¹, 土邓曲培¹

(1. 国网西藏电力有限公司经济技术研究院, 拉萨 850000; 2. 国网西藏电力有限公司, 拉萨 850000; 3. 福建亿榕信息技术有限公司, 福州 350003)

摘要: 极端天气是多维气象参数时空耦合作用形成的复杂现象。传统方法通常基于单因素或简化假设, 难以准确表征多参数间的耦合关系, 导致对极端天气下电力系统风险场景的识别不够全面、评估结果滞后。这一局限性使得现有规划方法难以基于动态风险进行协同优化, 在极端天气的全过程中难以实现安全性与经济性兼顾的系统弹性提升。为此, 文中提出一种基于风险决策的供电弹性规划方法。融合多源气象数据与电网历史故障信息, 构建气象因素与电力系统状态关联矩阵, 通过引入阈值偏移系数建立气象-电力映射边界, 精准识别极端天气风险场景。采用基于 Copula 理论的逆变换法与蒙特卡洛抽样, 构建多维气象因素联合分布的概率量化模型, 准确捕捉气象参数间的尾部依赖特性, 并综合设备服役年限、极端环境及运行状态构建时变故障概率模型, 以此为输入构建深度主动学习模型, 运用日失负荷量动态评估系统的供需失衡风险, 依据风险等级启动弹性规划决策; 以极端天气风险规避与弹性提升为导向, 构建两阶段供电弹性规划模型, 协同优化系统弹性不足率、成本及负荷供应比例等为目标。结果显示, 在暴风雪场景下, 经两阶段规划后, 该方法将系统日失负荷量严格控制在 150 MW 警戒阈值以内 (最高 140 MW), 储能与新能源装机占比分别提升至 5.61% 与 38.90%, 系统弹性不足率降至 18%, 负荷供应比例达 95%, 有效增强了系统应对极端天气的动态韧性与供电弹性。

关键词: 极端天气; 风险决策; 新型电力; 供电弹性规划; 供需失衡风险; 深度主动学习; 两阶段规划; 弹性不足率

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2026.07.005

中图分类号: TM726

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)07-0046-13

Research on a new elastic planning method for power supply based on risk decision-making under extreme weather conditions

CHEN Yuzhou¹, ZENG Fanming², HUANG Xiaodan³, XU Zhiwei¹, TUDENG Qupei¹

(1. Economic and Technological Research Institute, State Grid Tibet Electric Power Co., Ltd., Lhasa 850000, China. 2. State Grid Tibet Electric Power Co., Ltd., Lhasa 850000, China. 3. Fujian Yirong Information Technology Co., Ltd., Fuzhou 350003, China)

Abstract: Extreme weather is a complex phenomenon formed by the spatiotemporal coupling of multiple meteorological parameters. Traditional methods, which are usually based on single factors or simplified assumptions, struggle to accurately characterize the coupling relationships among multiple parameters. This results in an incomplete identification of power system risk scenarios under extreme weather and a lag in assessment results. This limitation makes it difficult for existing planning methods to perform collaborative optimization based on dynamic risks, and it is hard to enhance system resilience while balancing safety and economy throughout the full course of extreme weather events. Therefore, this paper proposes a method of power supply elastic planning based on risk decision. Integrating multi-source meteorological data and historical fault information of power grid, the correlation matrix between meteorological factors and power system state is constructed, and the meteorological power mapping boundary

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(SCXZJY00QJJS2500008)

is established by introducing threshold offset coefficient to accurately identify extreme weather risk scenarios. This paper adopts the inverse transformation method based on Copula theory and Monte Carlo sampling, a probability quantization model for the joint distribution of multi-dimensional meteorological factors is constructed to accurately capture the tail dependence between meteorological parameters, and a time-varying failure probability model is constructed based on the service life of the equipment, extreme environment and operation status. With this as the input, a deep active learning model is constructed. The daily load loss is used to dynamically evaluate the risk of supply and demand imbalance of the system, and the flexible planning decision is initiated according to the risk level. Guided by extreme weather risk aversion and flexibility improvement, a two-stage power supply flexibility planning model is built to jointly optimize the system elasticity deficiency rate, cost and load supply ratio. Results show that under a blizzard scenario, this method strictly controls the system's daily load loss within the 150 MW alert threshold, with a maximum of 140 MW; the shares of energy storage and new energy installations increase to 5.61% and 38.90%, respectively; the system resilience insufficiency rate drops to 18%, and the load supply ratio reaches 95%, effectively enhancing the dynamic robustness and power supply resilience of system in response to extreme weather.

Keywords: extreme weather conditions, risk decision-making, new type of electricity, elastic power supply planning, risk of supply-demand imbalance, deep active learning, two-stage planning, elasticity deficiency rate

0 引言

全球气候的加剧变化进程中,各地区频发冰雪、强风以及高温等极端天气事件^[1],这对新型电力系统的安全平衡供电带来一定挑战,易造成系统出现供需失衡或供电中断等风险^[2]。在此类极端天气下,新型电力系统的电源出力易发生极大波动,且容易导致输电设备出现故障^[3-5],造成负荷异常陡增,令系统的运行状态急剧恶化,严重时可能引发连锁故障与大范围停电事故^[6]。在此背景下,以往的常规电力规划方法基本无法同时对极端场景下的风险适应性与运行经济性进行平衡兼顾^[7-8]。因此,亟需设计一种将弹性供电资源、供需失衡风险评估量化以及极端气象耦合机理进行协同融合的新弹性供电规划方法^[9],以增强极端天气下新型电力系统对动态风险扰动的抵抗能力以及持续弹性供电能力。

目前,已有部分学者针对电力系统的供电规划展开了相关研究。例如,文献[10]构建多种极端天气场景下的电源规划模型,通过对新能源及传统电源容量的优化配置,提升供电可靠性,但传统风险评估方法难解析多维气象参数时空联合概率分布及其对源、网、荷设备的时变关联性冲击,构建的风险场景集可能不完备,导致弹性规划方案或过度保守导致成本激增,或防御不足出现失负荷风险,无法实现安全性与经济性的帕累托前沿优化;文献[11]整合电力系统网络结构扩展、储能配置及新能源并网得到协同多技术的系统规划模型,若未充分考虑多维气象参数对源、网、荷设备的时变关联性

冲击,就难以准确评估不同配置方案在极端天气下的实际效果,可能出现储能配置不合理,无法平衡系统安全性和经济性;文献[12]通过需求响应资源及储能容量价值引入系统电源规划,基于经济激励实现资源灵活性调动,若未准确解析多维气象参数对源、网、荷设备的时变关联性冲击,就无法精确评估需求响应资源和储能在不同极端天气场景下的实际价值,可能无法合理设定经济激励措施,影响系统调节能力;文献[13]以分布式电源的灵活性供需协调性为导向构建双层规划模型实现系统电源布局优化,若未考虑极端天气下不同区域负荷变化及新能源出力波动,可能导致布局不合理,无法有效协调分布式电源的灵活性供需。

深度主动学习融合深度模型和主动学习策略,能通过迭代训练主动捕捉关键信息及随机样本并标注,以更少标注成本快速提升整体性能,适合庞大数据量且难标注场景,可实现高精度、高效的复杂风险动态评估^[14]。风险决策基于风险概率量化结果能平衡收益与风险,在动态环境下实现应急响应及资源优化配置,保证系统弹性性能。综合以上,文章研究一种极端天气下基于风险决策的新型电力供电弹性规划方法,设计了融合卷积神经网络与长短期记忆网络相结合的混合网络与分位数损失的深度主动学习模型,以量化概率为输入动态评估供需失衡风险,并依据风险分级自动触发弹性规划决策;进而构建了“规划-运行”两阶段多目标优化模型,在规划阶段嵌入风险约束,在运行阶段协同优化综合运行成本、弹性不足率及负荷供应比

例,形成风险量化与资源配置的闭环反馈机制。以期提升不同典型极端天气风险场景下新型电力系统的供电弹性与动态风险扰动应对能力,保障其安全稳定运行。

1 极端天气下的新型电力供电弹性规划方法

1.1 极端天气下电力系统风险场景识别

极端天气下新型电力系统的风险场景识别是评估系统供需失衡风险、决策系统供电弹性规划的基础^[15]。针对传统方法因难以表征多维气象参数耦合关系而导致风险场景识别不够全面的问题,以目标区域为研究对象,融合该区域多源气象数据(极端天气年鉴)与新型电力系统历史数据(电网企业停电事故报告),筛选对新型电力系统供电影响显著的极端天气场景^[16]。基于上述多源数据,定义气象因素与电力系统状态两类关键矩阵作为风险场景要素^[17],以刻画气象因素-电力系统状态的关联。这两种矩阵可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}^t = [z_1^t, z_2^t, \dots, z_n^t] \\ \mathbf{W}^t = [w_1^t, w_2^t, w_3^t, w_4^t, w_5^t] \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Z}^t$ 为包含覆冰厚度、风速及环境温度等气象参数的 t 时刻气象因素矩阵; n 为气象参数总数量; $\mathbf{W}^t$ 为依次包含火电机组故障数、变压器故障数、线路故障数、负荷异常值以及风电出力五种新型电力系统运行状态参数的 t 时刻电力系统状态矩阵。

以新型电力系统的正常运行阈值为基准,引入阈值偏移系数 λ ,即极端天气下的置信值,构建气象因素与电力系统状态的映射边界条件,作为极端天气风险场景的识别依据^[18]。当气象因素满足此边界条件时,对应电力系统状态将偏离正常运行区间,此即为风险场景。以覆冰厚度、风速及环境温度三种气象因素为例,该边界条件为:

$$\begin{cases} \min\{z_3^t\} \geq (1-\lambda) \min\{\phi^{\text{WT,pro}}(w_5^t), \phi^{\text{line,rate}}(w_3^t)\} \\ \max\{z_3^t\} \leq (1+\lambda) \max\{\Delta P^{\text{L,pred}}(w_4^t), \phi^{\text{line,rate}}(w_3^t), \phi^{\text{transf,rate}}(w_2^t)\} \\ \min\{z_2^t\} \geq (1-\lambda) \min\{\nu^{\text{WT,1}}(w_5^t), \nu^{\text{line,rate}}(w_3^t)\} \\ \max\{z_2^t\} \leq (1+\lambda) \max\{\nu^{\text{WT,2}}(w_5^t), \nu^{\text{line,rate}}(w_3^t)\} \\ \min\{z_1^t\} \geq (1-\lambda) \zeta^{\text{line,rate}}(w_3^t) \\ \max\{z_1^t\} \leq (1+\lambda) \zeta^{\text{line,rate}}(w_3^t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\nu^{\text{WT,1}}$ 与 $\nu^{\text{WT,2}}$ 分别为风机的切出与切入风速阈

值; z_1^t, z_2^t, z_3^t 分别为覆冰厚度、风速及环境温度三种气象参数; $\nu^{\text{line,rate}}, \zeta^{\text{line,rate}}, \phi^{\text{line,rate}}$ 分别为线路的抗风、抗覆冰厚度、抗环境温度设计值; $\phi^{\text{transf,rate}}$ 与 $\phi^{\text{WT,pro}}$ 分别为变压器与风电机组保护装置的温变阈值; $\Delta P^{\text{L,pred}}$ 为环境温度波动下负荷功率的单位增量阈值。

1.2 极端天气下电力系统风险发生概率量化

在极端天气下,新型电力系统因多维气象参数时空耦合而面临高维不确定性风险,传统静态评估方法难以精确量化这类风险,更无法为经济高效的弹性规划提供有效指导。由于传统方法通常基于单因素或简化假设,难以准确捕捉多参数耦合效应,导致风险评估滞后,难以支撑动态规划决策^[19]。

为此,本章基于已识别的风险场景,引入逆变换法与蒙特卡洛抽样构建概率量化模型,旨在将定性风险转化为可计算、可聚合的量化指标。为了准确刻画气象因素间的耦合关系,本模型的核心在于通过构建多维气象因素的联合概率分布,来替代传统的独立概率乘积。具体通过逆变换法生成符合区域气象联合分布特征的随机变量,结合气象因素联合概率分布,计算风险场景对应极端气象的发生概率,并进一步量化其对源、网、荷各环节的扰动概率,从而为后续分析提供核心概率输入。

具体过程如下:

1) 气象因素随机生成:从历史气象数据中拟合覆冰厚度、风速及环境温度等气象因素 $z_i^t (i=1, 2, 3)$ 的概率密度函数 $\alpha(z_i^t)$ 与分布函数 $\tilde{\alpha}(z_i^t)$ 。考虑到这些因素间存在强相关性(如低温、强风与覆冰增长常相伴出现),引入 Copula 理论构建它们的联合分布函数 $F(h, \nu, \varphi)$,以准确描述其尾部依赖特性。生成服从均匀分布的随机变量 β ,代入联合分布函数的反函数 $\tilde{\alpha}^{-1}(\beta)$,得到气象因素集合 $\hat{Z} = (h, \nu, \varphi)$ 。

2) 极端场景筛选:从 $\hat{Z}$ 中筛选满足 1.1 小节中气象-电力系统映射边界(式(2))的样本,得到风险场景对应的气象因素 Z 。

3) 概率计算:极端天气发生概率为各气象因素在极端区间内的联合概率^[20],即:

$$p_{u,Z} = \prod_{i=1}^3 p_{u,z_i^t} \iiint_{H_{\text{ext}}, N_{\text{ext}}, \varphi_{\text{ext}}} F(h, \nu, \varphi) dh d\nu d\varphi \quad (3)$$

式中: p_{u,z_i^t} 为第 i 类气象因素在极端区间的概率; $H_{\text{ext}}, N_{\text{ext}}, \varphi_{\text{ext}}$ 分别为覆冰厚度、风速、环境温度的极

端区间。此联合概率并非各因素概率的简单乘积,而是通过其联合分布函数 $F(h, \nu, \varphi)$ 在极端区间内的积分计算得出,从而完整保留了气象因素间的耦合信息。

继续量化极端天气对电力系统源网荷(即电源出力、设备故障、负荷需求)的影响程度,通过系统状态发生概率 $p_{u,w|Z}$ 实现量化,即:

$$p_{u,w|Z} = \prod_{j=1}^5 p_{u,w_j^f|Z} \quad (4)$$

式中: w_j^f 为第 j 类电力系统运行状态; $p_{u,w_j^f|Z}$ 为在风险场景 u 与极端气象 Z 下,电力系统出现第 j 类状态的概率。以下对电力系统源荷功率与设备故障两大类状态的出现概率分别进行量化:

1) 源荷功率影响量化: 采用近似日搜索法,以极端天气场景的气象因素 Z 为特征,从历史数据中筛选相似气象条件下的源荷功率样本,计算源荷状态概率^[21]。构建历史源荷功率向量集 $\Omega_t^{w, \text{apx}}$ 与气象特征向量集 $\Omega_t^{Z, \text{apx}}$; 筛选与 Z 相似度最高的样本集,得到最优源荷功率集 $\Omega_t^{w, \text{opt}}$; 运算源荷状态发生概率为:

$$p_{u,w_j^f|Z} = 1/\tau_2 \quad (j=4,5) \quad (5)$$

式中: τ_2 为筛选后相似样本的数量。

2) 设备故障影响量化: 综合新型电力系统的设备服役年限、极端环境、运行状态三类因素,构建综合时变故障概率模型,量化设备故障发生概率^[22-23]。基于设备服役年限的浴盆曲线模型,计算基础故障率 $\delta_{j,t}^{\text{base}}$ 与故障概率 $p_{j,t}^{\text{base}}$ 。通过线路及变压器的寿命同其运行温度的关联模型,计算得到温度相依的设备故障概率 $p_{j,t}^{\text{dis, line}}$ 与 $p_{j,t}^{\text{dis, trf}}$, 二者的运算式为:

$$\begin{cases} p_{j,t}^{\text{dis, line}} = 1 - \exp\left(-\sum_{t=1}^T \delta_{j,t}^{\text{dis, line}} \Delta t\right) \\ p_{j,t}^{\text{dis, trf}} = 1 - \exp\left(\sum_{t=1}^T \delta_{j,t}^{\text{dis, trf}} \Delta t\right) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\delta_{j,t}^{\text{dis, line}}$ 与 $\delta_{j,t}^{\text{dis, trf}}$ 分别为与温度相关的线路与变压器在 t 时刻受极端天气影响的故障率。结合覆冰增长与线路受力情况,计算冰风载荷下的线路故障概率 $p_{j,t}'^{\text{dis, line}}$; 结合线路过载、变压器负载率及发电机电压越限的线性模型,计算运行故障概率 $p_{j,t}^{\text{op, line}}$ (线路)、 $p_{j,t}^{\text{op, trf}}$ (变压器) 及 $p_{j,t}^{\text{op, gen}}$ (发电机)。

结合上述运算结果,得到电力系统设备的综合故障概率 $p_{j,t}^{\text{unit}}$ 为:

$$p_{j,t}^{\text{unit}} = \begin{cases} 1 - [(1 - p_{j,t}^{\text{base}})(1 - p_{j,t}^{\text{op, line}})(1 - p_{j,t}^{\text{dis, line}}) \\ (1 - p_{j,t}'^{\text{dis, line}})] \\ 1 - [(1 - p_{j,t}^{\text{base}})(1 - p_{j,t}^{\text{op, trf}})(1 - p_{j,t}^{\text{dis, trf}})] \\ 1 - [(1 - p_{j,t}^{\text{base}})(1 - p_{j,t}^{\text{op, gen}})] \end{cases} \quad (7)$$

通过 k 次蒙特卡洛抽样,得到电力系统设备故障状态的发生概率为:

$$p_{u,w_j^f|Z} = 1/k \quad (j=1,2,3) \quad (8)$$

综合上述的极端天气发生概率与电力系统设备综合故障出现概率的量化结果,得到风险场景 u 的总出现概率 p_u 为:

$$p_u = p_{u,Z} \times p_{u,w|Z} = \left(\prod_{i=1}^3 p_{u,z_i^t}\right) \times \left(\prod_{j=1}^5 p_{u,w_j^f|Z}\right) = \prod_{i=1}^3 (\int \alpha(z_i^t) dz_i^t) (1/\tau_2) (1/k) \quad (9)$$

为验证所构建的概率量化模型相较于传统方法的准确性优势,设计了一组对比实验。实验以长达20年的历史观测频次统计值为基准真值,选取从单因素主导场景(如仅高温,场景1)、双因素弱耦合场景(如高温伴低风速,场景2)、双因素强耦合场景(如低温伴强风,场景3)、三因素线性耦合场景(如低温、强风与持续降雪,场景4)到三因素非线性耦合场景(如低温、强风与覆冰非线性增长,场景5)共五类复杂度递增的风险场景,分别采用确定性阈值法、单变量极值法及文中提出的逆变换-蒙特卡洛综合概率模型进行年发生概率估计,并以概率估计绝对误差为评价指标。实验结果如图1所示。

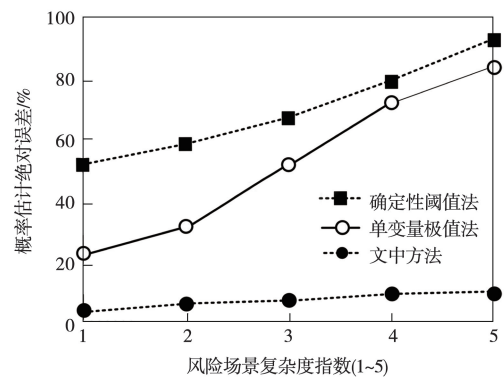


图1 不同方法在各类风险场景下的概率估计误差趋势对比

Fig. 1 Comparison of probability estimation error trends of different methods under various risk scenarios

由图 1 可知,确定性阈值法的误差曲线始终在高位(55%~92%)近乎水平,表明其对场景复杂度不敏感且精度极低;单变量极值法的误差随场景耦合复杂度增加而快速上升,从场景 1 的 22% 增至场景 5 的 83%,尤其在强耦合场景后出现明显拐点,显示其难以处理多因素关联效应;文中方法的误差曲线则全程维持在低位(5%~11%),且随复杂度增加仅呈平缓上升趋势。该结果证明,文中方法通过逆变换法准确生成符合气象因素联合分布的随机样本,并利用蒙特卡洛抽样充分模拟多因素耦合效应与系统连锁响应,从而突破了传统方法对单因素独立或确定性阈值的简化假设。因此,在面对从单因素扰动到多变量非线性耦合的各类风险场景时,文中方法能保持高精度与强鲁棒性,为后续风险评估提供了可靠的概率输入基础。

1.3 极端天气风险场景下电力系统供需失衡风险评估

在完成极端天气风险场景的概率量化后,如何将多维概率信息转化为直观、可操作的供需失衡风险程度,是衔接风险量化与弹性规划决策的关键。传统评估方法难以高效处理高维概率输入与复杂非线性风险映射关系^[24]。为此,引入深度主动学习(deep active learning, DAL)框架,构建以量化概率结果为输入、以日失负荷量为核心风险指标的智能评估模型,旨在实现极端天气下电力系统供需失衡风险的动态、精准评估,并依据评估结果自动触发分级风险决策,为后续供电弹性规划提供精确的风险约束与优化靶标^[25]。具体评估与决策过程如下:

1) 评估数据与样本构建

输入特征:直接采用前文输出的核心量化结果,包括极端天气电力系统风险场景 u 的总出现概率 p_u 、源荷功率状态概率 $p_{u,wf|z}(j=4,5)$ 、设备综合故障概率 $p_{j,i}^{\text{uni}}(j=1,2,3)$,补充新型电力系统运行基础参数(新能源出力预测、常规机组可调容量等)^[26]。

标签数据:通过电力系统生产模拟,计算历史极端场景下的日失负荷量作为标签,按 7:2:1 划分训练集、验证集与测试集,训练集初始仅含 20% 标注样本。

2) 简化型深度主动学习模型

采用卷积神经网络-长短期记忆混合网络+主动样本筛选的简化型 DAL 模型架构。该架构的

选取基于输入数据的固有特性:输入特征包含多个空间维度的概率信息,例如不同线路的故障概率、不同区域的新能源出力预测等,这些特征之间存在空间关联性。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)通过卷积核在空间维度上滑动,能够有效提取局部区域特征间的耦合关系,捕捉不同设备或不同地理位置风险指标的相互影响。同时,极端天气的发展及电力系统的响应具有显著的时序演化特征,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络擅长处理时间序列数据,可以记忆风险状态的动态变化过程。因此, CNN-LSTM 组合网络能够同时挖掘输入特征的空间相关性与时序依赖性,实现对供需失衡风险的精准映射。其中,主网络通过 CNN 提取输入特征的空间关联, LSTM 捕捉输入特征的时序变化,直接输出日失负荷量预测值 $\hat{P}_{\text{DENS}}$ 。

引入分位数损失(Quantile Loss)作为优化目标,通过设定较高的分位数 τ ,使模型专注于拟合失负荷量分布的上尾部分,从而更准确地捕捉极端风险事件^[27]。分位数损失函数定义为:

$$\mathcal{L}(\iota) = \frac{1}{N} p_{\iota}(P_{\text{DENS}} - \hat{P}_{\text{DENS}}) \quad (10)$$

式中: P_{DENS} 为电力系统真实的日失负荷量。

3) 迭代训练与风险判定

迭代流程:完成模型的初始训练后,筛选日失负荷量预测不确定性最高的 Top-10% 未标注样本,经电力系统运行模拟标注后补充至训练集^[28],直至验证集的损失函数 $\iota \leq 10^{-3}$ 停止。

风险分级:基于模型输出的电力系统日失负荷量预测值 $\hat{P}_{\text{DENS}}$,将电力系统供需失衡风险划分成低、中、高三级风险。其中, $\hat{P}_{\text{DENS}} \leq P_{\text{th1}}$ 时为低风险, P_{th1} 为电力系统日失负荷量的安全阈值,此时维持常规运行模式; $P_{\text{th1}} < \hat{P}_{\text{DENS}} \leq P_{\text{th2}}$ 时为中风险, P_{th2} 为电力系统日失负荷量的警戒阈值,此时启动预防性调度预案; $\hat{P}_{\text{DENS}} > P_{\text{th2}}$ 时为高风险,此时自动触发供电弹性规划。此风险决策机制实现由风险量化到弹性规划行动的关键转化,保证了极端天气下新型电力系统风险应对措施及时性与针对性。

1.4 基于风险决策的供电弹性规划

在完成极端天气风险场景的量化评估与分级决策后,如何将风险评估结果有效转化为可执行的弹性资源配置与调度策略,是提升新型电力系统韧性的最终落脚点。传统规划方法难以协同优化极

端场景下的经济性、安全性与弹性。为此,本章构建一个以风险规避(日失负荷量 $\leq P_{th2}$)与弹性提升为导向的两阶段多目标优化模型。该模型通过“规划-运行”双层架构,将前文风险决策输出转化为具体的容量规划与调度指令,旨在实现极端天气下安全性与经济性的动态最优权衡。具体规划框架如下:

1) 模型定位与决策变量

以风险规避(日失负荷量 $\leq$ 警戒阈值 P_{th2})、弹性提升(降低极端天气风险场景下供电损失)为导向,将火电厂/风光电站/储能的装机容量作为规划阶段决策变量,将常规电源出力、弹性负荷削减量、储能充放电功率作为运行阶段决策变量。

2) 两阶段多目标弹性规划架构

采用规划-运行两阶段架构,衔接风险评估结果与弹性资源配置。其中,第1阶段为规划阶段,该阶段以“规划投资成本、极端场景下运行成本期望值、电源容量补偿收益”的综合净成本最小为目标,同时嵌入前文的风险约束(日失负荷量 $\leq P_{th2}$)。为了全面评估经济性,规划投资成本中包含初始装机成本,储能的寿命衰减导致的置换成本、各类电源的年运行维护成本,并考虑了政策性补贴收益对总成本的抵消作用。该阶段的目标函数为:

$$\min \left\{ \frac{\eta(1+\eta)^M}{(1+\eta)^M - 1} (C_{inv} + C_{rep}) + C_{OM} + \sum_{u \in U} p_u (f_{2,u} + f_{3,u}) - A_{sub} \right\} \quad (11)$$

式中: f_1 为规划中电源投资成本,主要由火电厂、风电场、光伏电站及储能的单位容量装机成本组成; η 为电源投资的贴现率; C_{inv} 为初始投资成本,包括火电厂、风电场、光伏电站及储能的单位容量装机成本与新增装机容量的乘积之和; C_{rep} 为基于设备寿命的置换成本,主要针对储能系统,根据其循环寿命与日历寿命折算为等年值,反映规划期内因容量衰减需提前更换或补充容量的费用; C_{OM} 为年运行维护成本,涵盖所有电源(尤其是新能源与储能)的固定运维费与可变运维费,按年计算; $f_{2,u}$ 为极端天气风险场景 u 下的切负荷损失; $f_{3,u}$ 为极端天气风险场景 u 下的火电运行成本; M 为电源的可使用年限; U 为极端天气下的电力系统风险场景集; A_{rev} 为电源容量补偿收益。

该阶段的核心约束为:

1) 各类电源最高装机容量约束:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{\Omega_G} P_{G,in,i} \leq \hat{P}_{G,in} \\ \sum_{i=1}^{\Omega_W} P_{W,in,i} \leq \hat{P}_{W,in} \\ \sum_{i=1}^{\Omega_{PV}} P_{PV,in,i} \leq \hat{P}_{PV,in} \\ \sum_{i=1}^{\Omega_{ES}} P_{ES,in,i} \leq \hat{P}_{ES,in} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\hat{P}_{G,in}$ 、 $\hat{P}_{W,in}$ 、 $\hat{P}_{PV,in}$ 、 $\hat{P}_{ES,in}$ 分别为上述四种电源的最高规划装机容量; $P_{G,in,i}$ 、 $P_{W,in,i}$ 、 $P_{PV,in,i}$ 、 $P_{ES,in,i}$ 分别为电力系统节点 i 处这四种电源的规划新增装机容量。

2) 储能容量-能量匹配约束:

$$\hat{E}_{in,i} = T_{ES} \hat{P}_{ES,in,i} \quad (13)$$

式中: $\hat{E}_{in,i}$ 为电力系统节点 i 处的储能额定能量; T_{ES} 为储能的额定放电时长; $\hat{P}_{ES,in,i}$ 为电力系统节点 i 处的储能额定功率。

3) 风险约束:

极端天气风险场景 u 下日失负荷量 $\hat{P}_{DENS} \leq P_{th2}$,此约束是基于前文深度主动学习的评估结果确定。

第2阶段为运行阶段,该阶段基于规划阶段确定的各类电源资源优化配置,以综合运行成本最小、弹性不足率最小及风险场景下负荷供应比例LSP最大为多目标,在极端天气风险场景下优化电力系统的资源调度。该阶段的目标函数为:

$$F = \begin{cases} \min[f_2, \mu_{insuf}] = \min\left[f_{2,u} + f_{3,u}, \frac{\psi_{LOEE}}{\psi_{LOEE,max}}\right] \\ \max \gamma_{LSP} = \frac{\left(\sum_{u=1}^U \omega_u \sum_{l=1}^L P_{u,l} - \sum_{u=1}^U \omega_u \sum_{l=1}^L P_{u,l,LS}\right)}{\left(\sum_{u=1}^U \omega_u \sum_{l=1}^L P_{u,l}\right)} \end{cases} \quad (14)$$

式中: μ_{insuf} 为弹性不足率; ψ_{LOEE} 为当前场景下的电量不足期望; $\psi_{LOEE,max}$ 为极端天气风险场景下的最大可能电量不足期望,即无弹性资源调用时的电量缺额; ψ_{LOEE} 与 $\psi_{LOEE,max}$ 的比值可反映电力系统弹性性能。

力的缺口程度; f_2 为综合运行成本, 含切负荷损失与火电运行成本; γ_{LSP} 为风险场景下的负荷供应比例; $P_{u,l}$ 为风险场景 u 下线路 l 的总负荷; L 为总线路数量; ω_u 为极端天气风险场景 u 的权重; $P_{u,l,\text{LS}}$ 为风险场景 u 下线路 l 的失负荷量。

该阶段的约束条件包括:

1) 直流潮流约束为:

$$P_{i,t} = \sum_{j=1}^R B_{ij}(\theta_{i,t} - \theta_{j,t}) \quad (15)$$

式中: $P_{i,t}$ 为 t 时刻下节点 i 注入到电力系统的功率; R 为节点总数量; $\theta_{i,t}$ 、 $\theta_{j,t}$ 分别为 t 时刻下节点 i 与节点 j 的相角; B_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间线路的导纳。

2) 线路容量约束为:

$$-\hat{P}_{ij}(\phi_t) \leq B_{ij}(\theta_{i,t} - \theta_{j,t}) \leq \hat{P}_{ij}(\phi_t) \quad (16)$$

式中: $\hat{P}_{ij}(\phi_t)$ 为计及环境温度影响的 t 时刻线路 ij 的容量上限。

3) 切负荷约束为:

$$0 \leq P_{u,l,\text{LS}} \leq P_{u,l} \quad (17)$$

4) 弹性资源调用约束为:

$$\begin{cases} \Delta P_{Q2,u,i,t} \leq \bar{\Delta P}_{Q2,i,t} \\ \Delta P_{Q3,u,i,t} \leq \bar{\Delta P}_{Q3,i,t} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\Delta P_{Q2,u,i,t}$ 为风险场景 u 下的弹性负荷削减量; $\Delta P_{Q3,u,i,t}$ 为风险场景 u 下的可中断负荷削减量; $Q2$ 与 $Q3$ 分别为弹性负荷与可中断负荷的标识; $\bar{\Delta P}_{Q2,i,t}$ 、 $\bar{\Delta P}_{Q3,i,t}$ 分别为两种负荷的削减量上限。

该两阶段供电弹性规划模型通过规划与运行两阶段的弹性供电规划过程, 以规划先行与运行反馈的闭环弹性规划机制, 直接转化电力系统供需失衡风险评估结果为新型电力供电弹性资源配置与调度策略, 实现极端天气风险场景下系统的安全性与经济性的动态平衡, 为提升新型电力系统的供电弹性提供可靠的规划方案支撑。

为验证两阶段多目标优化模型应对极端天气不确定性的鲁棒性优势, 以暴风雪基准场景为基础, 通过蒙特卡洛方法生成不同变异强度(标准差倍数 σ 为 0.5 ~ 2.5)的气象场景集, 分别对传统单阶段成本优化法、风险约束单目标优化法及文中方法进行规划与运行模拟, 并以风险约束满足安全裕度(日失负荷量 ≤ 150 MW 的场景比例)为评价指标。实验结果如图 2 所示。

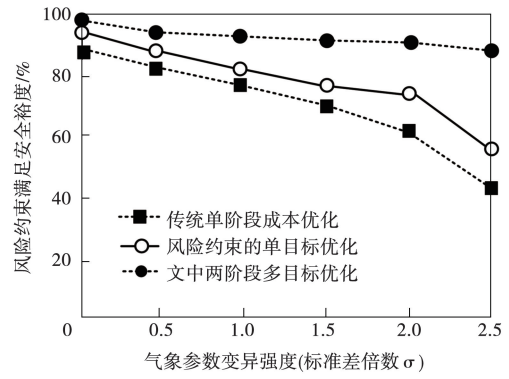


图 2 不同气象变异强度下各方法的风险约束安全裕度对比

Fig. 2 Comparison of risk constraint safety margin under different meteorological variability intensities for various methods

由图 2 可以看出, 传统单阶段成本优化法的安全裕度随气象变异强度 σ 的增大而急剧下降, 在 $\sigma = 2.5$ 时仅为 42%; 风险约束单目标优化法在 $\sigma \leq 2.0$ 时能保持 75% 以上的裕度, 但在 $\sigma = 2.5$ 时已降至 58%; 本文提出的两阶段多目标优化方法则始终保持稳健表现, 即使在 $\sigma = 2.5$ 时裕度仍高达 91%, 曲线呈现高位平稳态势。该结果表明, 文中方法通过多目标协同优化机制, 使规划方案具备抵御气象不确定性的内在韧性, 显著增强了系统在超越典型场景的极端波动下的供电安全保障能力, 从鲁棒性维度凸显了其相对于传统规划方法的显著优势。这一高鲁棒性源于模型的多目标优化架构, 通过同步最小化弹性不足率与最大化负荷供应比例, 不仅满足了单一的失负荷量阈值约束, 更系统性地提升了整体弹性能力, 从而使规划方案倾向于配置更具灵活性的资源组合并优化其时空调度策略, 在面对气象参数变异时, 系统仍可通过内部资源的协同调度有效维持供电安全。

2 实验结果分析

以某地区的新型电力系统作为研究对象, 该系统为 IEEE39 节点系统, 其包含光伏电站、风电场、水电站、火电厂及储能电站。其中每个负荷节点代表一个配电网区域, 其负荷值聚合了该区域内所有用户的用电需求, 而配电网内部的大规模断线风险则通过该负荷节点的故障概率(即该区域发生停电的概率)及其导致的失负荷量来等效体现, 其结构如图 3 所示。

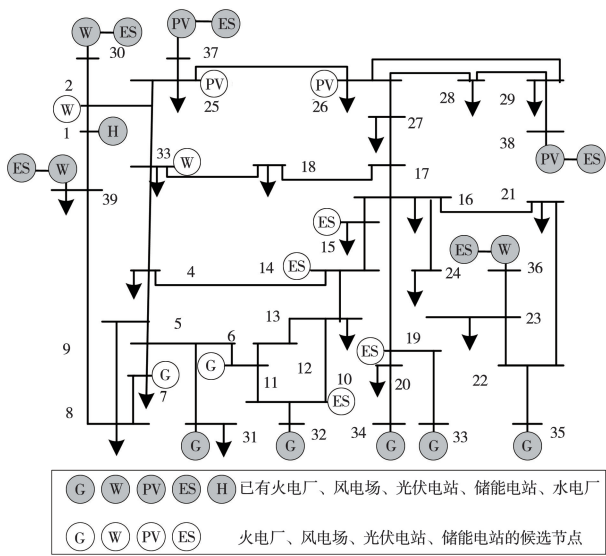


图 3 实验 IEEE39 节点新型电力系统结构图

Fig. 3 Structure diagram of experimental IEEE39 node in novel power system

该系统的光伏电站数量为 2 个,其装机容量所占比例为 14.6%;风电场、水电站以及火电厂的数量依次为 3 个、1 个、5 个,三者在该电力系统中的装机容量所占比例依次为 21.8%、14.7% 及 48.9%;储能电站配备在各个光伏电站与风电场上;日失负荷量安全阈值与警戒阈值分别设定为 50 MW 与 150 MW。实验中另外设置的该电力系统候选节点包括:储能电站 4 个,光伏电站、风电场及火电厂各 2 个。

收集该地区 2004—2025 年的气象厅年鉴数据,涵盖高温、低温、风速、降雪等参数的逐小时观测值。极端天气阈值方面,高温无风场景中高温阈值 $\geq 37\text{ }^{\circ}\text{C}$,低风速阈值 $\leq 0.5\text{ m/s}$;暴风雪场景中低温阈值 $\leq -30\text{ }^{\circ}\text{C}$,强风速阈值 $\geq 34\text{ m/s}$ (对应 12 级风力),降雪阈值 $\geq 1.6\text{ mm/h}$ 。统计出此期间出现极端天气的频次,并分析提炼出造成系统设备故障、源荷失衡、出现频次高且持续时间较长的极端天气类型作为历史真实风险事件。通过文中方法识别出该地区对实验电力系统供电影响显著的极端天气风险场景,将所得识别结果与历史真实风险事件进行对比,检验文中方法的风险场景识别效果。

实验过程中,CNN-LSTM 架构与主动学习策略的输入特征首先经过一维卷积层,卷积核数量为 64,大小为 3,步长为 1,激活函数为 ReLU,用于提取相邻特征间的局部空间关系;随后接入最大池化层(池化大小为 2)以降低特征维度。池化后的特征序列输入至两层 LSTM 网络,每层 LSTM 单元数为 128,并引入 dropout(丢弃率 0.3)以防止过拟合,LSTM 输出层连接至全连接层,最终输出日失负荷量预测值 $D^{\wedge}\text{ENS}D^{\wedge}\text{ENS}$ 。模型采用 Adam 优化器,初始学习率设置为 0.001,批量大小为 32,训练轮次上限为 200 轮,并采用早停机制。识别中设置信值 λ 为 10.5%,所得对比结果如表 1 所示。

表 1 风险场景识别结果对比情况

Tab. 1 Comparison of risk scenario identification results

识别出的风险场景类型	气象特征	电网影响表现	历史真实风险事件	是否成功匹配
高温无风场景	高温($\geq 37\text{ }^{\circ}\text{C}$)、 低风速($\leq 0.5\text{ m/s}$)	500 kV 线路过载跳闸 18 次	高温无风事件	是
		220 kV 线路过载跳闸 57 次		
		110 kV 及以下线路过载跳闸 408 次		
		变电站因高温过载停电 10 座		
		火电机组过热退出 3 台		
暴风雪场景	低温($\leq -30\text{ }^{\circ}\text{C}$)、 强风($\geq 34\text{ m/s}$)、 降雪($\geq 1.6\text{ mm/h}$)	500 kV 线路覆冰断线 2 条	暴风雪事件	是
		220 kV 线路覆冰断线 17 条		
		110 kV 及以下线路覆冰断线 88 条		
		变电站停电 47 座		
		风电机组因低温和高风速退出 89 台		

通过表 1 可看出,文中方法能够有效识别出该新型电力系统所在地区的暴风雪与高温无风两种典型极端天气风险场景,所得识别结果与历史真实风险事件能够精准匹配。此实验结果验证了文中

方法所构建的气象因素与电力系统状态映射边界及所设定置信值 λ 的合理性,可通过精准的风险场景识别,为后续电力系统供需失衡风险评估及供电弹性规划决策提供可靠的基础保障。

在极端天气风险场景的识别基础上,继续通过文中方法量化两种极端天气的发生概率及其对实验电力系统线路与关键设备的影响程度,所得量化结果如表 2 所示。

表 2 极端天气下电力系统风险发生概率量化结果

Tab. 2 Quantitative results of probability of power system risks under extreme weather conditions

风险场景类型	场景与设备	极端天气出现概率			总概率/ p. u.
	场景风险概率	1.894×10^{-4}			3.809×10^{-4}
高温无风场景	设备风险概率	基础故障概率	环境温度相依故障概率	运行故障概率	综合故障概率
	500 kV 线路	5.2×10^{-6}	0.22	0.18	0.35
	220 kV 线路	8.7×10^{-6}	0.25	0.2	0.4
	110 kV 及以下线路	1.2×10^{-5}	0.28	0.25	0.46
	变压器	3.1×10^{-6}	0.15	0.1	0.24
	火电机组	1.8×10^{-6}	0.05	0.12	0.16
	风电机组	2.4×10^{-6}	0.10	0.03	0.13
暴风雪场景	设备风险概率	基础故障概率	环境温度相依故障概率	运行故障概率	综合故障概率
	500 kV 线路	5.2×10^{-6}	0.48	0.12	0.52
	220 kV 线路	8.7×10^{-6}	0.51	0.15	0.56
	110 kV 及以下线路	1.2×10^{-5}	0.58	0.18	0.68
	变压器	3.1×10^{-6}	0.32	0.08	0.36
	火电机组	1.8×10^{-6}	0.08	0.1	0.17
	风电机组	2.4×10^{-6}	0.85	0.05	0.86

由表 2 能够得出:高温无风风险场景的出现概率(1.894×10^{-4}) 大约可达到暴风雪风险场景(1.003×10^{-4}) 的 1.89 倍,说明该地区出现高温无风风险场景的频次更高;高温无风场景的总概率 3.809×10^{-4} 是此场景概率的 2.01 倍,暴风雪场景的总概率 2.139×10^{-4} 是此场景概率的 2.13 倍,说明两种极端天气风险场景所引发的电力系统源网荷不确定性,能够明显放大系统的总体风险水平。另外,暴风雪场景的各设备与线路的环境温度相依故障概率均明显高于高温无风场景,这表明强风、覆冰及低温气象因素的复合作用对系统线路与设备可靠性的影响更为显著;高温无风场景的运行故障概率几乎均略高于暴风雪场景,说明高温环境下设备易因热疲劳、过热等形成运行风险累积,特别是低风或无风下散热不足时。暴风雪场景的综合故障概率高于高温无法场景,表明暴风雪场景对设备的综合破坏性更强,特别是对于变压器与线路的综合影响更为突出。

在上述实验的基础上,继续运用文中方法对两种极端天气风险场景下实验电力系统的供需失衡风险进行评估。其中,两种风险场景的持续时间均取 40 h,文中方法评估所得此持续时间段内两种风险场景下实验电力系统的日失负荷量波动情况如图 4 所示。

通过图 4 可得出,在暴风雪场景下,实验电力系统的日失负荷量在 8.8 h—11.5 h 时段内超出警戒阈值(150 MW),最高达到了 185 MW,说明此时

段内电力系统处于供需失衡的高风险状态,需启动供电弹性规划;在高温无风场景下,系统的日失负荷量在 21.7 h—23.1 h 时段内超出警戒阈值(150 MW),最高达到了 165 MW,此时段同样属于供需失衡高风险状态,需启动供电弹性规划。

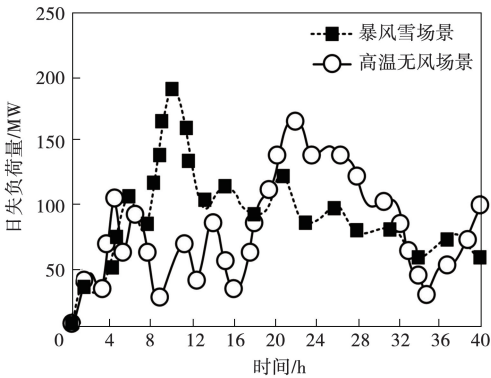


图 4 各风险场景下系统日失负荷量波动情况
Fig. 4 Fluctuations in daily load loss of the system under various risk scenarios

基于两种风险场景下实验电力系统的供需失衡风险评估结果,启动供电弹性规划方案,对实验电力系统进行供电弹性规划。在此选取电源规划方法 1、电源规划方法 2、双层电源规划方法(文献[10]、文献[12]、文献[13]方法)作为对比方法,通过四种方法分别对两种场景高风险下的实验电力系统进行供电规划,对比各方法规划后系统的各电源装机情况与综合净成本,以高风险下日失负荷量值更高的暴风雪场景为例,所得对比结果如表 3 所示。

表 3 各方法规划后系统电源装机
及综合净成本对比

Tab. 3 Comparison of system power installation and
comprehensive net cost after planning
by various methods

对比 指标	文中 方法	电源规划 方法 1	电源规划 方法 2	双层规划 电源方法
总规划容量/MW	1 780	1 630	1 670	1 700
新能源占比/%	38.90	28.65	30.14	34.68
储能配置占比/%	5.61	未设置	1.43	3.41
极端场景下/MW 最	140	170	166	160
大日失负荷量/MW (<150)	(<150)	(>150)	(>150)	(>150)
总投资成本/亿元	224	200 亿元	208 亿元	214 亿元

分析表 3 中数据可知:文中方法在总投资成本略高的情况下,实现了最高的新能源占比(38.90%)、唯一的储能配置(5.61%),并将极端场景下最大日失负荷量严格控制在警戒阈值内(140 MW < 150 MW)。这一结果最直接地体现了文中“两阶段供电弹性规划模型”中“规划阶段多目标优化与风险约束嵌入”的关键作用。该阶段模型以综合净成本最小为目标,同时硬性约束日失负荷量不超过 P_{th2} ,并优化电源结构。这一机制强制规划方案在满足安全底线的前提下寻求经济最优,引导投资投向能同时提升系统弹性(如储能、新能源)的资源配置,从而实现了安全性与经济性的有效权衡,避免了对比方法中出现的“成本优先但失负荷风险超标”或“弹性资源投资不足”的问题。

以暴风雪场景为例,对比各方法规划后系统的弹性不足率与负荷供应比例,结果如图 5 所示。

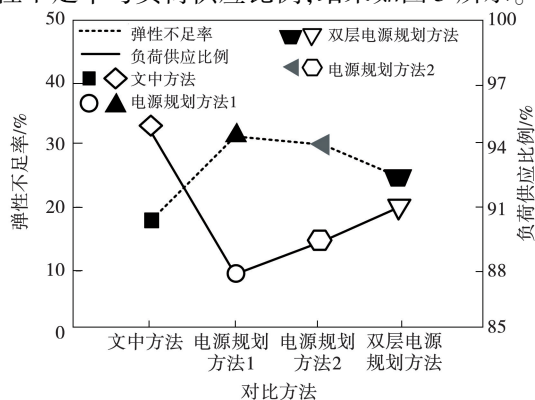


图 5 各方法规划后系统弹性不足率
与负荷供应对比

Fig. 5 Comparison of system elasticity shortage rate
and load supply after planning by
various methods

通过图 5 可得出,文中方法规划后,实验电力系统在暴风雪场景下的弹性不足率仅为 18%,分别较三个对比方法降低了 14%、12%、7%,并且,负荷供应比例为四种方法中最高(95%),分别高于三个对比方法 7%、5.5%、4%。这一优越的综合性能,是“两阶段规划架构”与“多目标协同优化”共同作用的直接结果。规划阶段以风险约束下的经济性为导向确定资源布局,运行阶段则以弹性提升为核心进行多目标调度优化。该机制确保了规划阶段配置的弹性资源能在实际运行中被高效调用与协同,从而将静态资源配置转化为动态风险抵御能力,显著降低了系统弹性不足率并提升了供电可靠性。

3 结论

针对极端天气下新型电力系统供电弹性规划问题,提出了一种融合风险识别、量化、评估与决策两阶段规划的完整方法体系。构建了基于 Copula 理论的多维气象因素联合分布模型,突破了传统方法对气象参数独立性的简化假设,准确捕捉了极端天气下的非线性耦合效应;在此基础上,引入逆变换-蒙特卡洛抽样框架,实现了从定性风险场景到高精度概率量化指标的转化,为后续评估提供了可靠输入。并通过仿真实验验证了其有效性。主要研究结论如下:

1) 构建了气象因素与电力系统状态的映射边界条件,成功识别出暴风雪与高温无风两种典型极端天气风险场景,识别结果与历史真实事件完全匹配;

2) 提出了基于逆变换与蒙特卡洛抽样的概率量化模型,在五类复杂度递增的风险场景中,该模型的概率估计绝对误差保持在 5%~11% 之间,显著低于传统方法,验证了其在高维不确定风险量化方面的准确性与鲁棒性;

3) 建立了基于深度主动学习的供需失衡风险评估模型。在持续 40 h 的暴风雪与高温无风场景下,模型评估结果显示系统分别在 8.8 h—11.5 h 与 21.7 h—23.1 h 时段内日失负荷量超过 150 MW 警戒阈值,表明模型具备对高风险时段的识别能力;

4) 设计了以风险规避为导向的两阶段供电弹性规划模型。在暴风雪场景下,经该模型规划后,系统在总投资成本为 224 亿元条件下,将新能源占比提升至 38.90%、储能配置占比提升至 5.61%,

并将极端场景下最大日失负荷量控制在 140 MW。同时,系统弹性不足率降低至 18%,负荷供应比例提升至 95%。在气象参数变异强度增加($\sigma = 2.5$)时,该方法仍能保持 91% 的风险约束安全裕度,体现了其良好的规划鲁棒性与多目标协同能力。

综上,文中所提方法能够系统识别极端天气风险、准确量化风险概率、动态评估供需失衡状态,并通过两阶段规划实现安全性与经济性的有效协同,为提升新型电力系统在极端天气下的供电弹性提供了理论依据与方法支撑。然而,该方法主要聚焦规划层面,尚未深入探讨其在实时调度中的适用性;同时模型假设了理想的信息通信环境,忽略了极端天气下通信延迟对控制响应的潜在影响;且算例仅针对单一区域电网,未涉及多区域协调供电场景。未来研究可引入滚动预测控制以增强动态响应能力,结合通信可靠性建模以量化信息物理耦合风险,并进一步探索多区域分布式协调规划方法,从而更全面地支撑新型电力系统在复杂极端天气下的弹性提升需求。

参 考 文 献

- [1] 李令宇,程浩忠,张衡,等. 含高比例新能源电力系统的低碳电源规划方法[J]. 电测与仪表, 2025, 62(7): 30-37.
LI Lingyu, CHENG Haozhong, ZHANG Heng, et al. Low-carbon power planning method for power system with high proportion of renewable energy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(7): 30-37.
- [2] 王佳,吴任博,肖健,等. 新型电力系统能源调度与碳排放计价优化方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10): 17-25.
WANG Jia, WU Renbo, XIAO Jian, et al. Research on the optimization method of energy dispatching and carbon emission pricing for novel power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10): 17-25.
- [3] 刘海涛,仲聪,马佳伊,等. 考虑条件风险价值和阶梯碳交易的综合能源系统优化调度[J]. 电测与仪表, 2024, 61(4): 100-108.
LIU Haitao, ZHONG Cong, MA Jiayi, et al. Optimal dispatching of integrated energy system considering conditional value at risk and ladder carbon trading[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(4): 100-108.
- [4] 李更丰,孙少华,别朝红,等. 面向新型电力系统弹性提升的储能优化配置与灵活调度研究综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(10): 4084-4095.
LI Gengfeng, SUN Shaohua, BIE Zhaozhong, et al. Review on optimal configuration and flexible scheduling research of energy storage for resilience improvement of new power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4084-4095.
- [5] 袁家海,牟琪林,张浩楠,等. 考虑气候风险耦合影响的中长期电力资源规划[J]. 气候变化研究进展, 2024, 20(5): 624-635.
YUAN Jiahai, MOU Qilin, ZHANG Haonan, et al. Medium and long term power resource planning considering the coupled impact of climate risks[J]. Climate Change Research, 2024, 20(5): 624-635.
- [6] 陈永淑,洪海生,唐炯,等. 考虑安全裕度的多方竞争电网扩展规划方法研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(2): 99-106.
CHEN Yongshu, HONG Haisheng, TANG Xian, et al. Research on power grid expansion planning method based on multi-party competition considering security margin[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(2): 99-106.
- [7] 王秀丽,张泽宇,谷志红,等. 考虑暴雪灾害的移动储能系统协同配电网弹性提升的优化策略[J]. 智慧电力, 2025, 53(9): 64-73.
WANG Xiuli, ZHANG Zeyu, GU Zhihong, et al. Optimization strategy for resilience enhancement of distribution networks with mobile energy storage systems considering blizzard disasters[J]. Smart Power, 2025, 53(9): 64-73.
- [8] 蒋攀,孙万光,张新宇,等. 新型区域电力系统电源规划和时序生产模拟[J]. 水力发电, 2024, 50(3): 113-119.
JIANG Pan, SUN Wanguang, ZHANG Xinyu, et al. Power source planning and sequential production simulation of new provincial power system[J]. Water Power, 2024, 50(3): 113-119.
- [9] 颜湛,邢海军,郑真,等. 考虑电压稳定的含 E-SOP 配电系统分布式电源双层规划[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(8): 28-37, 48.
YAN Zhan, XING Haijun, ZHENG Zhen, et al. Two-layer planning for distributed power supply in distribution system with e-sop considering voltage stability[J]. Proceedings of the CSU-EPSSA, 2025, 37(8): 28-37, 48.
- [10] 阮前途,叶荣. 保障极端天气下供需安全新型电力系统电源规划[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(4): 103-115.
RUAN Qiantu, YE Rong. Power source planning of new power system for guaranteeing supply-demand security un-

- der extreme weather[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(4): 103-115.
- [11] 程其云, 李峰, 罗澍忻, 等. 新型电力系统规划方法框架及关键支撑技术[J]. 电网技术, 2025, 49(6): 2219-2231.
- CHENG Qiyun, LI Feng, LUO Shuxin, et al. Research on the planning methodology framework and key supporting technologies for new power systems[J]. Power System Technology, 2025, 49(6): 2219-2231.
- [12] 黄远明, 张玉欣, 夏赞阳, 等. 考虑需求响应资源和储能容量价值的新型电力系统电源规划方法[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(4): 432-441.
- HUANG Yuanming, ZHANG Yuxin, XIA Zanyang, et al. Power system planning considering demand response resources and capacity value of energy storage[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2023, 57(4): 432-441.
- [13] 郭然龙, 邢海军, 谢宝江, 等. 计及灵活性供需的多场景分布式电源双层规划[J]. 现代电力, 2023, 40(1): 8-17.
- GUO Ranlong, XING Haijun, XIE Baojiang, et al. A Bi-level programming of multi scenario distributed generation considering flexible supply and demand[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(1): 8-17.
- [14] 王邦彦, 皮俊波, 王秀丽, 等. 天气数据驱动下基于深度主动学习的新型电力系统供需失衡风险快速评估方法[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 4050-4059.
- WANG Bangyan, PI Junbo, WANG Xiuli, et al. A fast assessment method for supply-demand imbalance risk of new power systems based on deep active learning driven by weather data[J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 4050-4059.
- [15] 胡博, 谢开贵, 邵常政, 等. 双碳目标下新型电力系统风险评述: 特征、指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(5): 1-15.
- HU Bo, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality: characteristics, indices and assessment methods[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 1-15.
- [16] 刘建宏, 赵蔚, 马瑞良, 等. 考虑数据特征因子的气象灾害综合预警算法[J]. 计算机仿真, 2025, 42(6): 584-588.
- LIU Jianhong, ZHAO Wei, MA Ruiliang, et al. Comprehensive meteorological disaster warning algorithm considering data feature factors[J]. Computer Simulation, 2025, 42(6): 584-588.
- [17] 王峥, 陆建忠, 牟善科, 等. 台风灾害下考虑脆弱线路加固的新型电力系统弹性提升方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(6): 94-102.
- WANG Zheng, LU Jianzhong, MOU Shanke, et al. Enhancing resilience of novel power system through consideration of hardening for vulnerable lines under hurricane disasters[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 94-102.
- [18] 刘瀚琛, 王冲, 鞠平, 等. 计及统一潮流控制器的电力系统双层协调弹性调度[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(4): 159-167.
- LIU Hanchen, WANG Chong, JU Ping, et al. Bi-level coordinative resilience dispatching of power system considering unified power flow controller[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(4): 159-167.
- [19] 李哲, 王建, 刘善峰, 等. 强对流灾害下计及移动储能预布局的电力系统弹性评估[J]. 电工电能新技术, 2025, 44(2): 44-54.
- LI Zhe, WANG Jian, LIU Shanfeng, et al. Resilience assessment of power system considering mobile energy storage pre-arrangement under severe convective disaster[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2025, 44(2): 44-54.
- [20] 葛延峰, 邱雨, 张云旭, 等. 计及多种灵活性资源的园区智能配电网灾时弹性提升策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(17): 139-149.
- GE Yanfeng, QIU Yu, ZHANG Yunxu, et al. Disaster resilience enhancement strategy of an intelligent distribution network in parks considering a variety of flexibility resources[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(17): 139-149.
- [21] 蒋海玮, 张明理, 侯依昕, 等. 碳达峰约束下的省级电源规划方法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(9): 49-56.
- JIANG Haiwei, ZHANG Mingli, HOU Yixin, et al. Provincial power generation planning method under carbon peak constraint[J]. Acta Energetica Sinica, 2023, 44(9): 49-56.
- [22] 徐万, 杨毅强, 张令雄, 等. 基于源-荷时序特性的配电网双层规划策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(1): 17-25.
- XU Wan, YANG Yiqiang, ZHANG Lingxiong, et al. Bi-level planning strategy for distribution network based on source-load temporal characteristics[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2025, 37(1): 17-25.
- [23] 陆明璇, 梁毅, 张晓天, 等. 考虑风电场接入的电力系统暂态稳定约束网源协同规划方法[J]. 高压电器,

- 2025, 61(5): 237-246.
- LU Mingxuan, LIANG Yi, ZHANG Xiaotian, et al. Transient stability constrained network-source collaborative planning method of power system considering wind farm access[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(5): 237-246.
- [24] 付炜, 谢海鹏, 辛宇, 等. 灾变风险动态演化下量子-经典混合驱动的电力系统弹性评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(15): 5771-5783.
- FU Wei, XIE Haipeng, XIN Yu, et al. Hybrid quantum-classical resilience assessment approach for power systems under the dynamic evolution of catastrophic risks[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(15): 5771-5783.
- [25] 徐铭乾, 李更丰, 别朝红, 等. 极端天气下电力系统风险管理及弹性提升的市场化机制设计[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(4): 90-102.
- XU Mingqian, LI Gengfeng, BIE Zhaohong, et al. Marketization mechanism design for risk management and resilience enhancement of power system under extreme weather conditions[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(4): 90-102.
- [26] 卢锦玲, 罗持辉, 张海滨, 等. 考虑储能的新能源弹性电网静态稳定性评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(3): 145-150.
- LU Jinling, LUO Chihui, ZHANG Haibin, et al. Static stability assessment on new energy elastic power grid considering energy storage[J]. Proceedings of the CSU-EP-SA, 2023, 35(3): 145-150.
- [27] 杨祺铭, 邬嘉雨, 李更丰, 等. 基于多类型虚拟电厂协同及交易结算的配电网弹性提升策略[J]. 智慧电力, 2025, 53(10): 26-35.
- YANG Qiming, WU Jiayu, LI Gengfeng, et al. Resilience enhancement strategy for distribution networks based on coordination and transaction settlement of multiple types of virtual power Plants[J]. Smart Power, 2025, 53(10): 26-35.
- [28] 林佳, 陈浩, 寇伟宏, 等. 极端天气下保底电网骨干网架优化及弹性提升方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(4): 1591-1599.
- LIN Jia, CHEN Hao, KOU Weihong, et al. Optimization and resilience enhancement method of core backbone network framework under extreme weather[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(4): 1591-1599.
-
- 收稿日期: 2026-01-15; 修回日期: 2026-05-11
- 作者简介:
- 陈玉州(1991—),男,通信作者,工程师,研究方向为配电网规划,新型电力系统规划。
E-mail: chenyu25zhou@163.com
- 曾凡明(1989—),男,硕士,高级工程师,研究方向为数字化规划、数字化新技术管理、网络安全管理。
E-mail: zengfanming1088@163.com
- 黄小丹(1983—),女,工程师,研究方向为电网项目管理。E-mail: huangxiaodan@sgitg.sgcc.com.cn
- 许志伟(1993—),男,工程师,研究方向为电网项目评审。E-mail: 798940871@qq.com
- 土邓曲培(1993—),男,工程师,研究方向为配电网规划。E-mail: 1703203446@qq.com
- (编辑 杜景飞)